

周报

冯浩哲

2018.12.29

周报

工作进度汇报

当前遇到的问题

拟采用的解决方法与工作计划

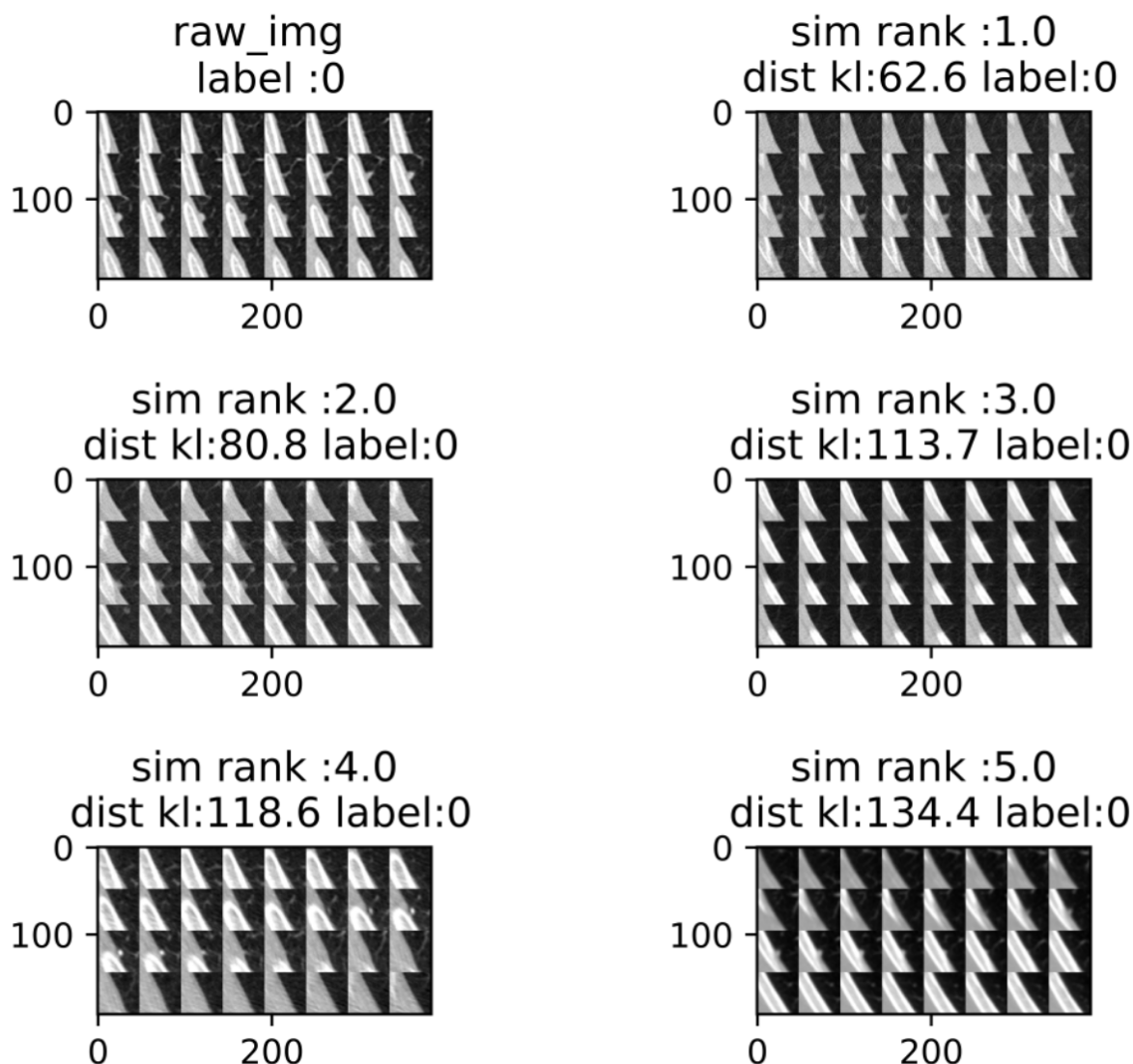
拟采用的解决方法

工作计划

论文阅读

工作进度汇报

1. 在LIDC-IDRI 数据集上进行了16 组VAE 训练以确定初步的调参方式 我们在VAE 上训练了16 组参数，最终找到了一组可以比较好地拟合肺结节特征的参数。在该组参数下，我们用 $KL-Divergency$ 刻画相似度，进行基于 kNN 的最邻近分类法，其分类效果达到了81.3%。同时我们对相似度结果进行了绘制，对训练集中取20个结节，对每个结果绘制在我们的模型下与它距离最近的5个结节，结果如图：



从这种结果中我们可以发现，对于(1,1)位置的图像，VAE找出的5个与其最相像的结节确实有很明确的相似度，同时，找出的比较相似的结节与目标结节都属于同一类(良性结节)，这说明VAE用KL-Divergency进行相似度量在我们的任务是"靠谱"的。

同时，我们找到了一组VAE参数，它可以在latent variable space内对肺结节良恶性进行比较清晰的区分。

2. 阅读了较多关于VAE的论文，对VAE以及背后的统计推断领域进行了初步的详细了解

当前遇到的问题

1. 无监督推荐标注算法这个idea不符合机器学习的基本定理，NFL定理(No Free Lunch Theorem)

NFL定理是说，给定两个学习算法 $\mathcal{L}_a, \mathcal{L}_b$,

$$\sum_f E_{ote}(\mathcal{L}_a|X, f) = \sum_f E_{ote}(\mathcal{L}_b|X, f)$$

它在无监督推荐标注算法中的直观描述是，给定推荐算法 \mathcal{L}_s 以及随机推荐 \mathcal{L}_r ,可能 \mathcal{L}_s 在某个数据集上的某个特定任务(如分类任务)优越于随机推荐算法，但是它在所有数据集上进行所有任务的平均表现一定和随机推荐算法的效果一样(如语义分割任务不如随机推荐算法)。而无监督推荐标注算法的提出意义就是为了解决原来Active Learning必须与具体任务绑定，且需要重复迭代的问题。但是在NFL定理下，无监督推荐标注算法是不

可能脱离具体任务的。我们原来计划把基于VAE的无监督推荐标注算法用在肺结节分类，肺结节分割以及腺体分割三个任务中，但是在NFL定理下，用VAE所提取的特征很可能不能同时适应这三个任务。

2. 用VAE的KL散度度量具有缺陷

VAE对潜变量分布进行了预测，而度量分布相似度的KL散度取值范围是 $[0, \infty)$ ，这就导致KL散度作为距离度量的范围太大，只有序关系没有明确的数值范围。同时KL散度是不对称的，也就是说其构建的相似度矩阵不具有对称性，这在分类，聚类任务中都难以处理。

3. VAE并没有表现出特别独特的意义

我们比较了增加统计推断模型的VAE与传统的AE,发现VAE与AE的结果(kNN分类结果)并没有显著的区别，甚至AE的结果比VAE还要好(AE的结果为82%)，因此VAE除了在可解释性上能讲出一些故事上以外，其性能并没有比AE好特别多。这也有可能是我们没有把VAE的潜力全部挖掘出来，需要进行实验。

拟采用的解决方法与工作计划

拟采用的解决方法

1. 探索基于无监督的其他课题，如相似度估计，聚类，无监督判别或者无监督的异常点选取。

我们发现用VAE度量相似度可以发现标注错误的数据(我们用我们的结果发现了LIDC-IDRI-0138与LIDC-IDRI-0029 是同一个病人，但是标注完全相反)，如果从这个角度出发进行基于VAE的异常标注检测说不定有一些可取之处

2. 采用其他相似度分布距离来进行度量

在[“分布相似度度量用什么办法好”](#)这个回答下，有人分析了KL散度与其他度量办法，提出了4种度量改进办法与相关论文，我们准备阅读这些论文，尝试采用其他的分布度量方法。

3. 引入对抗机制,如采用Adversarial Variational Bayes: Unifying Variational Autoencoders and Generative Adversarial Networks一文中的策略，提出一个对抗网络来引入特定的任务特性(如分类任务的特性是让特征空间尽量分散以增大区分度)，从而让无监督推荐标注方法局限在特定的任务上，避开NFL定理

工作计划

1. 继续阅读大量论文，加深对VAE的理解

2. 探索基于其他

3. 在郝老师的建议下，先把课题改成无监督判别分析进行无监督肺结节良恶性分类，在VAE中引入分类任务的特性，再进行原来课题的探索

4. 郝老师建议我对“基于VAE的异常标注检测”这个课题进行一些探索，这个课题比推荐标注更具有实用性

5. 郝老师建议我的博士论文可以就VAE这个理论出发，探索基于变分推断与变分编码下的可解释性深度学习在医学AI中的应用与推广

论文阅读

1. Unsupervised Deep Embedding for Clustering Analysis

本文是发表在AAAI上的无监督聚类方法，作者基于k-means的思想提出了一种基于AE预训练的空间压缩聚类方法，其迭代过程也是像k-means一样进行重心选取与类内压缩和类间区分。本文是FAIR的文章，代码已开源。

我们可以将这篇文章的思想用在VAE上对医学图像进行聚类分析。因为VAE可以很好度量相似度，因此用VAE来进行聚类是一个很好的想法，我们可以尝试把该文献系统用VAE来进行实现，如距离等用VAE预测的分布距离来替代。

